

ひまわり8号と機械学習を用いた台風識別器の開発

筆保弘徳¹ 権田紗希¹・樋口篤志²
 (1:横浜国立大学、2:千葉大学)

目的

①データセット



②特徴量



③台風事例別比較 T1701 VS T1702

背景

●先行研究

近年、コンピュータ技術の発展に伴い、機械学習を台風の強度推定や予報に適用する研究も出てきた。

Lau et al.2016;Maskey et al.2016;Ebert-Uphoff et al.2017;Hong et al.2017; Matsuoka et al.2017;Giarricha and Costa.2017;Rachab et al.2017,6;岡地2018 加藤他2018 藤原他2018

台風事例の視点を持った気象衛星画像から台風中心位置検出に関する研究はまだ少ない。

●春季気象学会(金崎他2018)

ひまわり7号以前の衛星赤外画像を用いて、台風位置検出器を作成した。
 ⇒十分な検出結果を得ることができなかった。

解決策

ひまわり8号(高解像度、高頻度)のデータを用いて学習を行う。

検出モデル

Intel, Willow Garageが開発・公開しているオープンソースのコンピュータビジョンライブラリ **openCV** を使用
 使用例: 顔認証, ロボットの視覚システム



本研究では、学習(traincascade)により作成されたカスケード型AdaBoost識別器を台風位置検出モデルと名付けた。

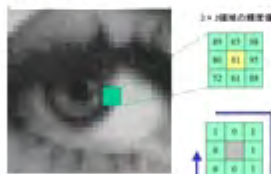
各実験における設定は以下の表の通り

	データ	特徴量	minNeighbors	Size
赤外画像	バンド13	輝度分布、明暗差	5,10,20	150,170,200
水蒸気画像	バンド8	輝度分布、明暗差	5,10,20	150,170,200

特徴量について

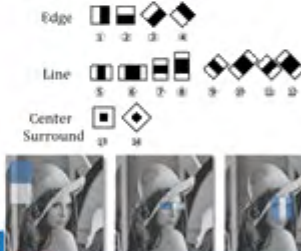
輝度分布(LBP)

・バイナリーデータを計算し、ヒストグラムを作成する。
 ・ヒストグラムの集まりを学習し、判別を行う。

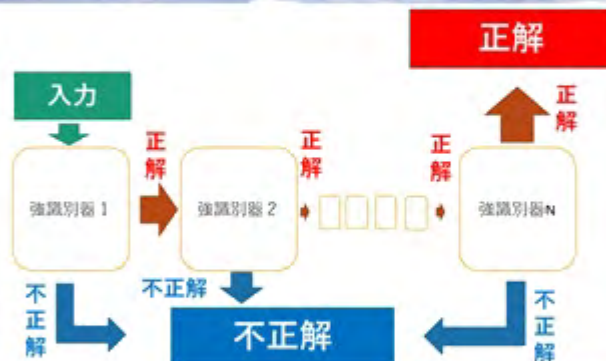


明暗差(HAAR-Like)

・画像の一部分を切り出し、局所的な明暗差を算出する。
 ・局所的な特徴を様々な組み合わせることで判別する。



カスケード型AdaBoost識別器の仕組み



学習・検証データ

- 気象庁ベストトラックから線形内挿して得た、2015年7月から2016年までの赤外画像（バンド13）、水蒸気画像（バンド8）から切り出した台風画像56372枚をpositive画像
- 台風非発生期間の北西太平洋の範囲からランダムに抽出した非台風画像50000枚をnegative画像
- 検証データとして2017年の一年間の画像を用いた。

positive画像：各56372枚 negative画像：各50000枚

台風画像の範囲
2500 km (620px) × 2500 km (620px)
中心

評価方法について

検出した台風位置とBTの位置の比較を行う。
 正検出：BT位置から600km圏内の場合
 見逃し：BTでは台風とされているものを検出しない場合
 空振り：台風でないものを検出した場合、または、台風を検出しているが、600km圏外の場合。

東経100° ~ 東経180°
南緯10° ~ 北緯50°

空振り 正検出

赤外画像VS水蒸気画像

2017年第18号 (1718)

赤外画像 水蒸気画像

100% 10%

赤外画像の方が水蒸気画像よりも検出精度が良かった。
 ⇒ 現状では、水蒸気画像のみで台風位置検出モデルを作成することは難しい。

輝度分布VS明暗差

2017年 第18号

輝度分布 明暗差

統計的な検証

輝度分布

Year	検出数	正検出数	検出率 (%)	見逃し率 (%)	適合率 (%)	検出精度 (%)
L20-0100	4284	575	13	87	17	278
L20-0110	3762	524	14	86	19	279
L20-0200	4680	600	13	87	19	405
L20-0300	3880	576	15	85	2	338
L20-0410	4632	607	13	87	19	377
L20-0500	4530	604	13	87	19	376
L20-0600	4770	624	13	87	19	376
L20-0710	4770	624	13	87	19	376
L20-0800	4770	624	13	87	19	376
L20-0900	4770	624	13	87	19	376
L20-1000	4770	624	13	87	19	376
L20-1100	4770	624	13	87	19	376
L20-1200	4770	624	13	87	19	376

明暗差

Year	検出数	正検出数	検出率 (%)	見逃し率 (%)	適合率 (%)	検出精度 (%)
M20-0100	7888	823	10	90	9	382
M20-0170	4254	589	14	86	9	277
M20-0200	4382	578	13	87	12	302
M20-0300	4876	653	13	87	13	377
M20-0400	4876	653	13	87	13	377
M20-0500	4876	653	13	87	13	377
M20-0600	4876	653	13	87	13	377
M20-0700	4876	653	13	87	13	377
M20-0800	4876	653	13	87	13	377
M20-0900	4876	653	13	87	13	377
M20-1000	4876	653	13	87	13	377
M20-1100	4876	653	13	87	13	377
M20-1200	4876	653	13	87	13	377

- 明暗差検出器の方が、検出数が多いため検出率が高い結果となった。
- しかし、適合率は輝度分布検出器の方が高く、明暗差検出器では検出が不安定になっている。

T1701: 60%	T1702: 68%	T1703: 58%	T1705: 63%
T1704: 0%	T1706: 20%	T1707: 0%	T1708: 20%
T1709: 89%	T1710: 50%	T1711: 73%	T1713: 18%
T1716: 100%	T1717: 100%	T1718: 100%	T1720: 100%



考察

- 検出精度が低い台風の特徴
→ 雲の組織化が弱い台風、雲が広範囲に広がっている台風、他の台風や擾乱の影響を受けやすい台風

2017年第22号 検出率100% 2017年第8号 検出率18%

- 検出精度が高い台風の特徴
強度が強い台風、雲の組織化が強く、近くに他の台風や擾乱のない台風

まとめ

機械学習を用いて、台風位置検出モデルを作成し、どのバンド、モデルの時検出精度がよくなるのかを調べた。
そして、作成した台風位置検出モデルがどのような特徴の台風の時、検出精度が良くなるのかを調べた。

- 赤外画像VS水蒸気画像は、赤外画像の勝ちであった。
- 輝度分布VS明暗差は、輝度分布の勝ちであった。
- 雲の組織化が弱く、強度が弱い台風、または雲が広い範囲に広がっている台風、近くに別の台風や擾乱が存在する台風が検出にくい事がわかった。

今後は、さらに異なるバンドの画像をデータセットにし本研究の結果と比較を行う事で、さらに検出精度の良い台風検出モデルの開発に取り組んでいきたい。

謝辞

千葉大学環境リモートセンシング研究センター共同利用研究の枠組みでデータを提供していただきました。壺嶋純一博士には、本研究において有益な情報をいただきました。